

梯度下降 VAD 方法的单多普勒激光雷达风场探测技术

冯长中, 吴松华, 黄海广, 王贵宁

(中国海洋大学 信息科学与工程学院, 山东 青岛 266100)

摘要: 速度方位显示(Velocity-Azimuth Display, VAD)方法作为一种基于单部激光雷达和同一高度风场均匀的假设前提来反演风场的通用方法已经在业界得到广泛应用, 但其对激光雷达扫描方位角的范围和径向个数的严格要求在一定程度上影响了激光雷达的测量效率。基于此, 提出了一种基于梯度下降算法的 VAD 风场反演方法。使用梯度下降算法代替目前 VAD 中的傅里叶级数展开求解的方法。在分析了算法收敛性影响因素的基础上, 确定了算法迭代步长和迭代次数, 从而改善了算法的收敛性, 提高了运算速度。与标准风杯风速计(IEC 61400-12-1)的同步对比实验结果显示: 该方法在激光雷达扫描范围降低到 60° 和扫描径向个数降低到 7 个的情况下, 10 min 平均的风速、风向相关系数达到 0.99, 风速标准偏差、偏差分别为 0.52 m/s 和 0.02 m/s, 风向的标准偏差和偏差分别为 5.1° 和 3.6° 。结果证明了该方法在提高激光雷达测量效率的同时仍能保证其准确性, 具有更强的适用性, 可有效提升系统对于动态大气风场监测能力。

关键词: VAD 风场反演方法; 梯度下降; 多普勒激光雷达

中图分类号: TP701 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.1106006

Technique of wind field detection based on single Doppler lidar with gradient descent VAD method

Feng Changzhong, Wu Songhua, Huang Haiguang, Wang Guining

(College of Information Science and Engineering, Ocean University of China, Qingdao 266100, China)

Abstract: The VAD (Velocity-Azimuth Display) method, which is used to retrieve wind field based on one wind lidar system and the assumption of uniform wind in the same level, has been widely used in the industry. To guarantee the accuracy, the azimuthal range of lidar and number of scanning should meet some requirements, which affects measurement efficiency. Based on this, a new wind retrieval method of VAD used for Doppler lidar based on gradient descent algorithm was developed. The gradient descent algorithm was used to replace present Fourier series expansion for the solution of VAD. The convergence and calculation speed were improved by analyzing the factors that affect algorithm convergence and determining the iteration step length and the number of iterations, respectively. In order to demonstrate

收稿日期: 2018-06-10; 修订日期: 2018-07-28

基金项目: 国家自然科学基金(41375016, 41471309); 国家重点研发计划(2016YFC1400904);

国家高技术研究发展计划(2014AA09A511)

作者简介: 冯长中(1987-), 男, 博士生, 主要从事激光雷达风场反演算法方面的研究。Email: changzhong606@163.com

导师简介: 吴松华(1976-), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 主要从事激光遥感技术、及其海洋大气动力学和环境监测应用方面的研究。

Email: wush@ouc.edu.cn

this modified VAD method, the wind data of coherent Doppler lidar was compared with standard wind cup anemometer (IEC 61400-12-1). The correlation coefficients of the 10 min-averaged wind speed and direction were up to 0.99 in the case that the azimuth range and the number of radial velocity were 60° and 7, with wind speed standard deviation and bias of 0.52 m/s and 0.02 m/s, and with wind direction standard deviation and bias of 5.1° and 3.6° . The results prove that this modified VAD method could improve Doppler measurement efficiency and applicability, and guarantee its accuracy at the same time, which improves the system capability for the monitoring of dynamic complex wind field.

Key words: VAD Wind retrieval method; gradient descent; Doppler lidar

0 引言

多普勒激光雷达是唯一能够在晴空干洁大气条件下探测风场的主动遥感技术^[1-2],具有其他探测手段难以比拟的高时空分辨率、高精度和实时性测量等显著优点,在飞机起降安全^[3-5]、边界层高度探测^[6]和风能^[7-12]等领域中发挥重要作用。多普勒激光雷达直接测量的是沿激光方向上的风速分量(也叫径向风速),通过一定的方法反演风速、风向^[13]。风是一种三维矢量,使用单部多普勒雷达测量的径向风速来反演风场需要一定的假设前提。速度方位显示(Velocity Azimuth Display, VAD)方法是目前业界比较广泛使用的基于单部多普勒雷达来反演风场的方法。基于同一高度水平风场均匀和测量时间内风场不变的假设前提,多普勒雷达在固定仰角变方位角的扫描测量模式下同一距离圈上的径向风速有正弦曲线的分布特点^[14]。通常多普勒雷达在测量径向风速时方位角扫描范围为 360° 。该方法应用的主要问题是多普勒雷达扫描时间过长,这大大限制了系统对于动态复杂风场的监测能力,同时过长的测量时间内风速、风向变化较大时风场不变的假设条件会对反演结果引入较大的误差。

针对上述问题, Browning 等人假设风场线性变化,通过傅里叶级数展开后的各项系数来提取风速、风向^[15-16]。另一方面,相关研究人员继续尝试减小方位角扫描范围和径向个数来减小雷达的测量时间,以尽量减小测量时间内风场的复杂变化对反演结果的影响。但是相关分析表明径向风速个数和扫描范围对傅里叶系数的精度影响较大。因此,相关研究人员针对傅里叶级数展开求解的方法要求的径向个数和方位角范围的极限值展开研究。Holleman 等研究

发现天气雷达需要扫描 8 个扇区,而且每个扇区点数不少于 5 个时可以较为准确地反演风场^[17]。陆大春等研究人员采用多普勒雷达在同一距离圈上的测量径向风速个数最小是 25 个时可以满足测量需求^[18]。除了对径向个数的要求外,该方法对输入数据的质量和方位角扫描范围也有一定要求。邵爱梅等人设定四个质量控制判据来对输入数据进行质量控制,而且要求方位角扫描范围不小于 130° ^[19]。但是,傅里叶级数展开求解的方法对多普勒激光雷达的约束条件依然较高,限制了多普勒激光雷达对于动态风场监测能力。

另一方面,除了傅里叶展开的求解方法,还有采用非线性最小二乘法^[20]的求解方法。常用的最小二乘法有 Newton-Gaussian 最小二乘法和 LM 最小二乘法。Newton-Gaussian 法的缺点是由于计算所需一阶偏导矩阵不满秩导致算法失效的问题^[21],而且收敛速度和收敛精度不足,难以达到应用要求。较之 Newton-Gaussian 最小二乘法, LM 最小二乘法能在迭代过程中调整迭代方向,实现迭代次数的减小,具有收敛速度快的优点。但是,如果初始值选取远离最优解时, LM 算法会出现不收敛的情况。针对 LM 算法的问题,黄敏等人模拟分析 LM 算法与自适应遗传算法(Adaptive Genetic Algorithm, AGA)结合的 AGALM 混合算法,获得了较好的收敛精度,但是算法收敛速度非常缓慢^[22]。

基于当前的研究状况,文中提出了将梯度下降算法代替 VAD 方法中傅里叶级数展开求解的方式,给出了实现该方法的相关模型、策略和算法。通过分析初始值、测量数据和激光雷达方位角扫描范围对算法收敛性的影响,优化了算法相关参数以改善算法收敛性。最后,通过对比脉冲相干多普勒激光雷达

与标准风杯风速计的同步测量结果来证明该方法。

1 基于梯度下降算法的风场反演方法

1.1 VAD 风场反演方法原理

基于局部风场均匀的假设条件, 激光雷达测量得到的径向风速与激光方位角的变化关系为:

$$v = u \sin \beta \cos \varphi + v \cos \beta \cos \varphi \quad (1)$$

式中: u 、 v 分别表示大气粒子(气溶胶)东西、南北方向上的速度分量; β 表示激光的方位角; φ 为激光仰角。

1.2 基于梯度下降算法的风场反演算法

机器学习是实现人工智能的重要手段, 其主要研究内容是如何利用数据或经验进行学习, 改善具体算法的性能^[23]。机器学习包括监督学习、非监督学习、半监督学习以及强化学习, 而文中讨论的非线性回归问题属于监督学习。监督学习方法由三个部分组成: 模型、策略和算法。

首先, 监督学习的任务是学习一个模型 $h_{\theta}(x)$ 能够对任意给定的输入 x 和输出 y 建立对应关系, 并能对数据进行分类和回归。在局部风场均匀假设的条件下模型 $h_{\theta}(x)$ 可以表示为:

$$h_{\theta}(x) = \theta_2 \sin \left(x + \frac{3\pi}{2} - \theta_1 \right) \quad (2)$$

其次, 需要考虑按照一定的准则进行学习或选择最优的模型参数 θ_1 和 θ_2 。为此, 定义代价函数 (Cost Function) 来度量模型的好坏:

$$J(\theta_1, \theta_2) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x_i) - y_i)^2 \quad (3)$$

对于大多数问题, 尤其是回归问题, 使用误差平方和作为代价函数都是一个合理的选择, 同时也是解决回归问题最常用的手段。模型选取是求解数 θ_1 和 θ_2 使代价函数 $J(\theta_1, \theta_2)$ 达到最小值的过程。

最后, 最优化理论与算法是求解代价函数 $J(\theta_1, \theta_2)$ 最小值的有效手段。梯度下降是最优化理论的通用算法, 文中使用梯度下降算法来求解参数 θ_1 和 θ_2 使 $J(\theta_1, \theta_2)$ 最小化。梯度下降的思想是迭代更新参数 θ_1 和 θ_2 , 使代价函数 $J(\theta_1, \theta_2)$ 在每一次迭代过程中减小。在每次迭代过程中, 更新参数 θ_1 和 θ_2 的算法公式表示为:

$$\begin{cases} \theta_1 = \theta_1 - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_1} J(\theta_1) \\ \theta_2 = \theta_2 - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_2} J(\theta_2) \end{cases} \quad (4)$$

式中: α 为学习率。将公式(3)代入公式(4), 可得:

$$\begin{cases} \theta_1 = \theta_1 - \alpha \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x_i) - y_i) \frac{\partial}{\partial \theta_1} h_{\theta} \\ \theta_2 = \theta_2 - \alpha \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x_i) - y_i) \frac{\partial}{\partial \theta_2} h_{\theta} \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial \theta_1} h_{\theta} = -\theta_2 \cos \left(x_i + \frac{3\pi}{2} - \theta_1 \right) \\ \frac{\partial}{\partial \theta_2} h_{\theta} = \sin \left(x_i + \frac{3\pi}{2} - \theta_1 \right) \end{cases} \quad (6)$$

风向 Θ 可以表示为:

$$\Theta = \begin{cases} \frac{\theta_1 \cdot 180}{\pi}, & \theta_2 \geq 0 \\ \frac{\theta_1 \cdot 180}{\pi} + 180, & \theta_2 < 0 \end{cases} \quad (7)$$

风速 V 可以表示为:

$$V = \frac{|\theta_2|}{\cos \varphi} \quad (8)$$

式中: φ 为激光仰角。

2 算法优化

2.1 算法收敛性分析

梯度下降算法的每次迭代过程与学习率 α 有关: 如果学习率 α 过小, 则达到收敛所需的迭代次数会非常高; 如果学习率 α 过大, $J(\theta_1, \theta_2)$ 可能不会减小, 甚至会出现越过局部最小值导致无法收敛的情况。一般情况下需要人为地运行多个参数, 根据代价函数 $J(\theta_1, \theta_2)$ 与学习率 α 的变化关系来选择一个收敛较快的取值。除学习率 α 之外, 算法的收敛过程还受以下几个方面的影响:

首先, 不同的初始值对应收敛所需的迭代次数可能不同。以激光雷达实际测量的一组数据为例, 图1是代价函数 $J(\theta_1, \theta_2)$ 随参数 θ_1 和 θ_2 的分布变化, 红点和黑点分别表示任意两个初始值: 初始值 1 和初始值 2。线段表示每次迭代过程中初始值的收敛变化过程。最终, 给定的两个初始值都收敛于代价函数 $J(\theta_1, \theta_2)$ 的局部最优解位置。图 2 表示的是两个初始值在每次迭代过程中对应的代价函数值 $J(\theta_1, \theta_2)$ 随迭代次数的变化, 初始值 1 迭代约 200 次收敛, 而初始值 2 迭代约 1 000 次收敛。图 3 表示两个初始值的最终迭代后的效果图, 不难发现, 在较高的迭代次

数下(约 3 000)都能较为准确地得到结果。不同初始值对应收敛所需迭代次数不同,这是由于当选取的初始值对应 $h_{\theta}(x)-y$ 项取值较大时,对应 θ_1 和 θ_2 在公式(5)中改变的步长较大。相反,当选取的初始值对应 $h_{\theta}(x)-y$ 取值较小时,对应 θ_1 和 θ_2 在每次迭代过程中改变的幅值较小,收敛过程比较缓慢。

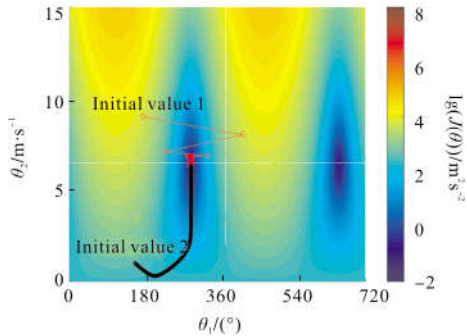


图 1 两个初始值在梯度下降算法中的收敛过程
Fig.1 Convergence process of two initial values in the gradient descent algorithm

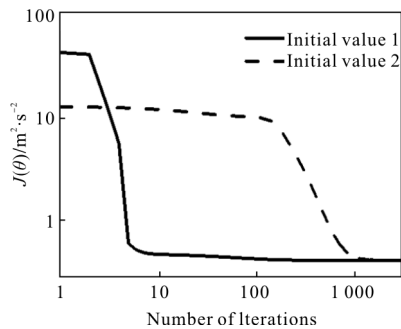


图 2 代价函数 J 随着迭代次数的变化
Fig.2 Variance of cost function J with the number of iterations

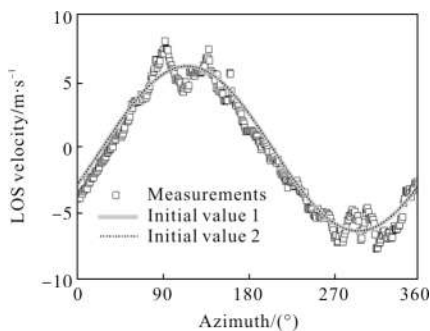


图 3 激光雷达实测的一组数据和算法反演结果,虚线和实线表示两个不同初始值对应的反演结果
Fig.3 An example of wind lidar measurements and retrieved results from the algorithm, and the dash line and solid line indicate two different initial values

其次,在相同初始值和学习率 α 的条件下,不同测量数据的收敛所需迭代次数也不一致。以激光雷达实际测量的另外一组数据(图 4)为例,两个初始值(初始值 1 和初始值 2,与图 2,3 所用初始值相同)对应收敛所需的迭代次数与上一组测量数据有明显不同(如图 5 所示)。初始值 1(实线)在迭代约 10 次收敛,初始值 2(虚线)在迭代约 70 次收敛,收敛所需迭代次数明显少于上一组数据。这是由于有较高噪声的测量数据(如图 4 的测量数据)造成误差项 $h_{\theta}(x)-y$ 取值较大引起参数 θ_1 和 θ_2 在每次迭代更新过程中公式(5)改变的步长较大,进而收敛所需迭代次数明显减小。

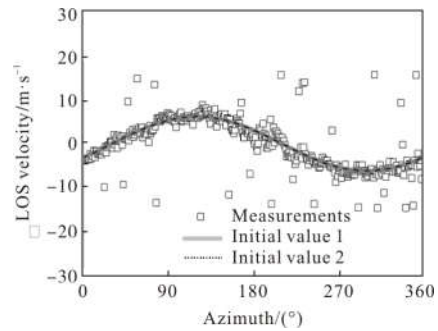


图 4 激光雷达实测的一组数据和算法反演结果,虚线和实线表示两个不同初始值对应的反演结果
Fig.4 An example of wind lidar measurements and retrieved results from the algorithm, and the dash line and solid line indicate two different retrieved results of initial values

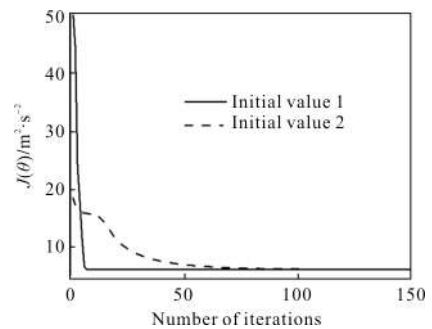


图 5 代价函数 J 随着迭代次数的变化
Fig.5 Variance of cost function J with the number of iterations

最后,激光雷达方位角扫描范围对于算法的收敛性也有影响。图 6 使用图 3 的激光雷达方位角范围为 $0^{\circ}\sim 60^{\circ}$ 的测量数据。其中参数 θ_1 和 θ_2 初始值和学习率 α 与上文一致。可以发现,两个初始值对应的结果并没有重合,从图 7 可以发现两个初始值在迭

代 10 000 次并未完全收敛。

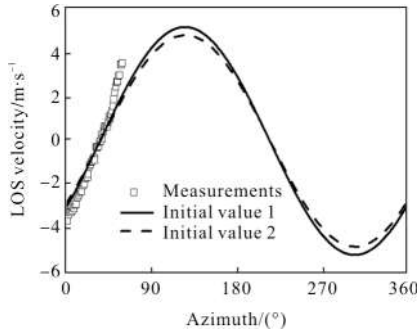


图 6 激光雷达实测的方位角扫描范围 60°的一组数据和算法反演结果,虚线和实线表示两个不同初始值对应的反演结果

Fig.6 An example of wind lidar measurements with azimuthal range of 60° and retrieved results from the algorithm, the dash line and solid line indicate two different retrieved result of initial values

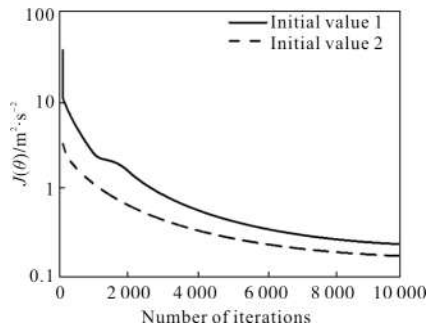


图 7 代价函数 J 随着迭代次数的变化

Fig.7 Variance of cost function J with the number of iterations

综上所述,不同的初始值、测量数据和激光雷达方位角扫描范围对应算法收敛所需的迭代次数不同。固定学习率的取值不仅影响算法的通用性,而且可能出现算法不收敛的问题。所以,对于算法收敛性的优化是非常必要的。

2.2 算法收敛优化

在每次迭代过程中,模型 $h_\theta(x)$ 由于参数 θ_1 和 θ_2 的改变引起 $h_\theta(x)-y$ 在每次迭代过程中发生变化。在趋近局部最优解的过程中, $h_\theta(x)-y$ 项接近 0, 导致参数 θ_1 和 θ_2 改变的步长也趋近于 0:

$$\alpha \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_\theta(x_i)-y_i) \frac{\partial}{\partial \theta_{1,2}} h_\theta \rightarrow 0 \quad (9)$$

进而导致在接近局部最优解的过程中算法收敛速度变得非常缓慢。

为了稳定算法收敛性,设定参数 θ_1 和 θ_2 的步长

分别为 1°和 0.1 m/s 来克服算法不收敛和收敛慢的问题:

$$\begin{cases} \frac{\alpha_1}{m} \sum_{i=1}^m (h_\theta(x_i)-y_i) \frac{\partial}{\partial \theta_1} h_\theta = \frac{\pi}{180} \text{sign}\left(\frac{\partial}{\partial \theta_1} h_\theta\right) \\ \frac{\alpha_2}{m} \sum_{i=1}^m (h_\theta(x_i)-y_i) \frac{\partial}{\partial \theta_2} h_\theta = 0.1 \text{sign}\left(\frac{\partial}{\partial \theta_2} h_\theta\right) \end{cases} \quad (10)$$

其中,

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x = 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (11)$$

得到参数 θ_1 和 θ_2 对应的学习率分别为:

$$\alpha_1 = \frac{\pi/180 \cdot m \cdot \text{sign}\left(\frac{\partial}{\partial \theta_1} h_\theta\right)}{\sum_{i=1}^m (h_\theta(x_i)-y_i) \frac{\partial}{\partial \theta_1} h_\theta} \quad (12)$$

$$\alpha_2 = \frac{0.1 \cdot m \cdot \text{sign}\left(\frac{\partial}{\partial \theta_2} h_\theta\right)}{\sum_{i=1}^m (h_\theta(x_i)-y_i) \frac{\partial}{\partial \theta_2} h_\theta} \quad (13)$$

可以发现,当 $h_\theta(x)-y$ 项减小时,学习率 α_1 和 α_2 会增大,从而保证参数 θ_1 和 θ_2 在每次过程中保持固定步长。一般情况下大气风速不会超过 50 m/s,以参数 θ_1 和 θ_2 的步长为 0.1 m/s 和 1°为例,当实际风向为 180°和参数 θ_1 和 θ_2 的初始值分别为 0°和 0 m/s 的极端条件下,最大理论迭代次数不会超过 500 次。

将优化后的算法应用于图 6 的测量数据中得到个例的算法结果和代价函数随着迭代次数的变化如图 8(a)、(b)所示。从图 8(b)图可以发现初始值 1(灰色曲线)、初始值 2(黑色虚线)对应算法收敛所需迭代次数分别约为 70 次和 160 次。经过 300 次的迭代后初始值 1 和初始值 2 最终的输出结果基本一致(如图 8(a)所示)。

表 1 是对一组激光雷达测量数据(方位角扫描范围为 60°)重复 10 000 次运算统计结果,其中参数 θ_1 和 θ_2 在每次迭代运行过程中随机初始化。需要说明的是,固定学习率对应的算法的迭代次数设置为 10 000 次,新的学习率算法的迭代次数设置为 500 次。新的学习率对应的算法得到的风速、风向标准偏差远小于固定学习率的运算结果。此外,优化后的算法最终的代价函数 $J(\theta_1, \theta_2)$ 均值和方差远小于固定学习率的计算结果。综合上述各个方面因

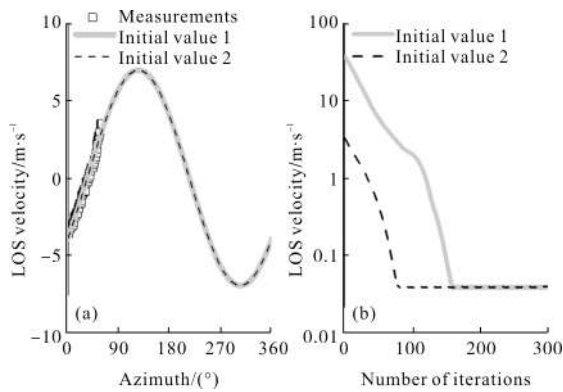


图 8 (a)为激光雷达实测的一组数据和算法反演结果;(b)为在算法迭代过程中代价函数 J 随着迭代次数的变化

Fig.8 An example of wind lidar measurements and retrieved results from the algorithm (a), the variance of cost function J with the number of iterations (b)

素,优化学习率后的算法明显优于固定学习率的梯度下降算法。

表 1 两种学习率计算方式在运行 1 000 次的算法输出值的比较,其中激光雷达方位角扫描范围是 60°

Tab.1 Comparison of the algorithm outputs between two kinds of learning rates running 1 000 times, and the azimuth scanning range of lidar data is 60°

Parameters	Original learning rate	New learning rate
Means of speed/ $m \cdot s^{-1}$	5.1	6.9
Std of speed/ $m \cdot s^{-1}$	0.2	0.03
Means of direction/ $(^\circ)$	306	304
Std of direction/ $(^\circ)$	0.2	0
Mean of cost function/ $m^2 \cdot s^{-2}$	0.38	0.07
Std of cost function/ $m^2 \cdot s^{-2}$	0.06	4×10^{-4}

综合上述个例和多次运行结果,优化后的算法不仅改善了算法收敛性,还提高了算法的适用性和稳定性。

2.3 算法迭代次数优化

为了提高算法收敛速度,在算法迭代开始时增加参数 θ_1 和 θ_2 的步长以提高收敛速度:首先,将参数 θ_1 和 θ_2 在第一次迭代的步长设置为分别为 90° 和 5 m/s 。其次,将 θ_1 初始值设置为 180° , θ_2 的初始值

设置为 10 m/s (一般风速 $< 20 \text{ m/s}$)。最后,设置参数 θ_1 和 θ_2 的步长随着迭代次数增加而减小。参数 θ_1 和 θ_2 的迭代步长和迭代次数以表 2 为例,算法收敛所需最大迭代次数从原来的 500 次降低为 152 次。

表 2 参数 θ_1 和 θ_2 迭代的步长随迭代次数的变化

Tab.2 Variance of step length of parameters θ_1 and θ_2 with iterative sequence

Iterative sequence	Step length of $\theta_1/(^\circ)$	Step length of $\theta_2/m \cdot s^{-1}$
1	90	5
2	45	2.5
3-72	1	0.5
73-112	0.2	0.1
113-152	0.05	0.01

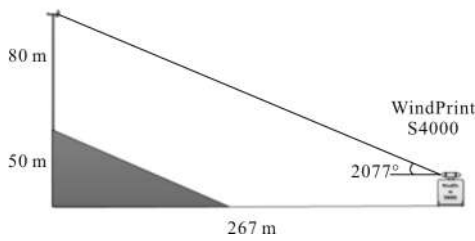
3 实验结果印证

3.1 脉冲相干激光雷达系统

文中涉及的激光雷达是青岛华航环境科技有限公司研发的 WindPrint S4000 型脉冲相干测风激光雷达系统。该系统由激光发射、光学接收和信号采集子系统三部分组成^[24]。其中激光发射部分使用的光纤激光器能输出波长为 $1.55 \mu\text{m}$ 、重复频率 10 kHz 、脉冲能量 $150 \mu\text{J}$ 的激光脉冲。系统仰角和方位角的扫描范围分别为 $0^\circ \sim 90^\circ$ 和 $0^\circ \sim 360^\circ$,测速精度 $\pm 0.1 \text{ m/s}$,距离分辨率 30 m ,具体性能技术指标可参考文献[8]。到目前为止该系统已成功应用在飞机尾涡探测^[25]、风能^[8,24]和大气边界层探测^[6]等领域中。

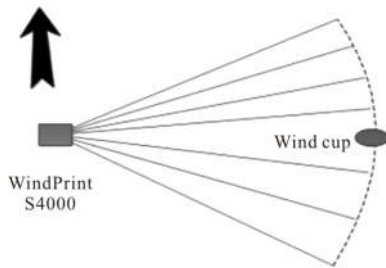
3.2 实验概况

为了检测该系统的测量性能,开展了激光雷达与符合 IEC 61400-12-1 标准的高精度风杯风速计同步对比实验。风塔 80 m 高度处有 A100L2 型风速测量仪, 78 m 高度处有 W200P 型风标,其风速、风向测量精度分别为 $\pm 0.01 \text{ m/s}$ 和 $\pm 0.1^\circ$ 。激光雷达相对风杯位置如图 9 所示,两者的水平距离约 267 m ,垂直高度相差约 130 m 。激光雷达以仰角 20.8° 扫描测量风杯两侧 60° 范围内的 7 个方向,单个径向测量时间约 2 s 。实验共持续 43 天,风杯提供实验期间完整的 10 min 平均的风速和风向数据。



(a) 侧视图

(a) Lateral view



(b) 俯视图

(b) Top view

图 9 激光雷达与风杯相对位置示意图

Fig.9 Relative position of lidar and wind cup

3.3 统计对比结果分析

使用基于梯度下降算法的 VAD 风场反演方法获得秒级风速、风向。对秒级数据进行质量控制:信噪比(SNR)、扫描区间有效点数的有效率(SNR 控制后每个扇区点数不少于 5 个)、数据有效率(每 10 min 一组数据中质量控制后占质量控制前的 80%以上)。质量控制后的秒级数据共 61 837 组,运行总时间约 256 s,平均每组数据运算时间约 4 ms。对风速、风向的秒级数据平均每 10 min 与风杯风速计的测量结果时间进行匹配(如图 10、11 所示)。两者的风速统计结果如图 12 所示,相关系数达到 0.99,标准偏差为 0.52 m/s,偏差为-0.02 m/s。为了避免风向过零时

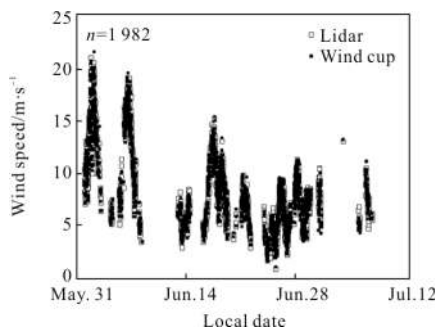


图 10 激光雷达与风杯测量风速的对比

Fig.10 Comparison of wind speed measured by lidar and wind cup

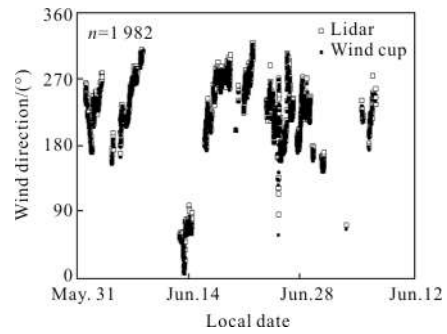


图 11 激光雷达与风杯测量风向的对比

Fig.11 Comparison of wind direction measured by lidar and wind cup

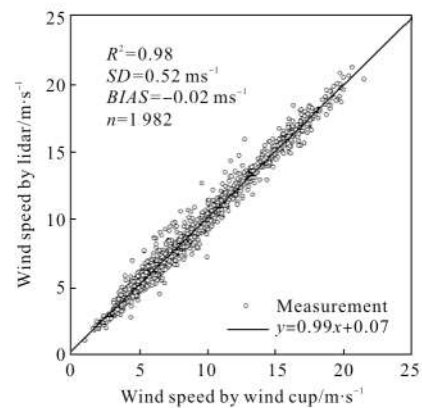


图 12 3D 激光雷达和风速计测量的 80 m 处 10 min 平均水平风速的相关性

Fig.12 Horizontal wind speed correlation at 80 m for ten-minute data measured by 3D wind lidar and anemometer

对统计结果的影响,统计对比时去除了零风向附近的数据。风向统计结果如图 13 所示,相关系数也达到 0.99,标准偏差为 5.1°,两者的偏差为 3.6°。考虑

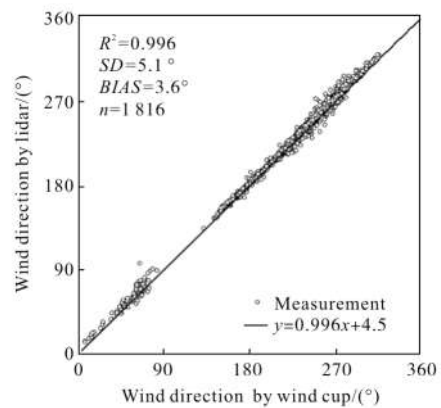


图 13 3D 激光雷达和风速计测量的 80 m 处 10 min 平均水平风向的相关性

Fig.13 Horizontal wind direction correlation at 80 m for ten-minute data measured by 3D wind lidar and anemometer

到激光雷达在定北时存在一定角度偏差,风速、风向的对比统计结果证明了该系统的测量能力,同时也证明了该算法的准确性。

此外,激光雷达测量一组数据的径向个数可以由原来的 25~40 降低到 7。以激光雷达测量单个径向的时间 2 s 为例,激光雷达测量一组数据的时间由原来的约 1 min 下降到约 14 s,VAD 风场反演方法运算时间可以忽略。10 min 内激光雷达测量数据由原来的约 10 组提高到约 40 组,系统测量效率明显得到提高,对于动态复杂风场监测和湍流的研究具有重要意义。

4 结 论

提出了基于梯度下降 VAD 方法的多普勒激光雷达风场探测技术。分析了影响算法收敛性的因素,采用设置固定步长的方式优化算法的收敛性。开展了相干多普勒激光雷达与标准风杯风速计的同步对比实验进行印证,激光雷达扫描风杯风速计两侧 60° 范围内的 7 个径向。对比统计两者 10 min 平均的风速、风向,结果如下:风速、风向的相关系数达到 0.99;风速、风向的标准偏差分别为 0.52 m/s 和 5.1°;风速、风向的偏差分别为-0.02 m/s 和 3.6°。考虑到激光雷达系统在定北时存在固定的角度偏差,结果可以证明该方法的有效性。改进后的方法降低了原 VAD 风场反演方法对多普勒激光雷达扫描方位角范围和径向个数的要求,提高了激光雷达测量效率,提升了系统对于动态复杂风场的监测能力。

参考文献:

[1] Hu Yang, Zhu Heyuan. 1.55 μm all-fiber coherent Doppler lidar for wind measurement [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(S1): S130001. (in Chinese)
胡杨,朱鹤元. 1.55 μm 全光纤相干多普勒激光测风雷达 [J]. 红外与激光工程, 2016, 45(S1): S130001.

[2] Shi Wei, Fang Qiang, Li Jinhui. High-performance fiber lasers for LIDARs [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(8): 0802001. (in Chinese)
史伟,房强,李锦辉. 激光雷达用高性能光纤激光器 [J]. 红外与激光工程, 2017, 46(8): 0802001.

[3] Rahm S, Smalikho I. Aircraft wake vortex measurement with airborne coherent dopplerlidar [J]. *Journal of Aircraft*, 2008, 45(4): 1148-1155.

[4] Köpp F, Rahm S, Smalikho I. Characterization of aircraft wake vortices by 2- μm pulsed Dopplerlidar [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2004, 21(2): 194-206.

[5] Smalikho I N, Banakh V A. Estimation of aircraft wake vortex parameters from data measured with a 1.5 μm coherent Doppler lidar [J]. *Optics Letters*, 2015, 40 (14): 3408-3411.

[6] Wang Dongxiang, Song Xiaoquan, Feng Changzhong. Coherent Doppler lidar observations of marine atmospheric boundary layer height in the bohai and yellow sea [J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(S1): S101001. (in Chinese)
王东祥,宋小全,冯长中. 相干多普勒激光雷达观测渤海黄海洋大气边界层高度研究 [J]. 光学学报, 2015, 35(S1): S101001.

[7] Krishnamurthy R, Choukulkar A, Calhoun R, et al. Coherent Doppler lidar for wind farm characterization [J]. *Wind Energy*, 2013, 16(2): 189-206.

[8] Wu S, Liu B, Liu J, et al. Wind turbine wake visualization and characteristics analysis by Doppler lidar [J]. *Optics Express*, 2016, 24(10): 19.

[9] Smalikho I, Banakh V, Pichugina Y, et al. Lidar investigation of atmosphere effect on a wind turbine wake[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2013, 30 (11): 2554-2570.

[10] Iungo G V, Wu Y T, Porté-Agel F. Field measurements of wind turbine wakes with lidars [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2013, 30(2): 274-287.

[11] Aitken M L, Lundquist J K. Utility-scale wind turbine wake characterization using nacelle-based long-range scanning lidar [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2014, 31(7): 1529-1539.

[12] Aitken M L, Banta R M, Pichugina Y L, et al. Quantifying wind turbine wake characteristics from scanning remote sensor data [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2014, 31(4): 765-787.

[13] Kameyama S, Ando T, Asaka K, et al. Compact all-fiber pulsed coherent Doppler lidar system for wind sensing [J]. *Applied Optics*, 2007, 46(11): 1953-1962.

[14] Lhemitte R, Atlas D. Precipitation motion by pulse Doppler [C]//Proc Ninth Weather Radar Conference, 1961: 218-223.

[15] Browning K, Wexler R. The determination of kinematic properties of a wind field using Doppler radar[J]. *Journal of Applied Meteorology*, 1968, 7(1): 105-113.

[16] Srivastava R, Matejka T, Lorello T. Doppler radar study of

- the trailing anvil region associated with a squall line [J]. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 1986, 43(4): 356–377.
- [17] Holleman I. Quality control and verification of weather radar wind profiles [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2005, 22(10): 1541–1550.
- [18] Lu Dachun Jiang Nianchong. Application of VAD related products in near-forecast [J]. *Journal of Applied Meteorological Science*, 2003, 14(S1): 156–160. (in Chinese)
陆大春, 蒋年冲. VAD 有关产品在临近预报中的应用[J]. *应用气象学报*, 2003, 14(S1): 156–160.
- [19] Shao Aimei, Qiao Xiaoshi, Qiu Congjian. Criteria of quality control for VAD winds [J]. *Journal of Lanzhou University (Natural Sciences)*, 2009, 45(5): 57–62. (in Chinese)
邵爱梅, 乔小澍, 邱崇践. VAD 技术反演水平风廓线的质量控制标准[J]. *兰州大学学报(自然科学版)*, 2009, 45(5): 57–62.
- [20] Diao Weifeng, Liu Jiqiao, Zhu Xiaopeng, et al. Study of all-fiber coherent Doppler lidar wind profile nonlinear least square retrieval method and validation experiment[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, 42(9): 0914003. (in Chinese)
刁伟峰, 刘继桥, 竹孝鹏, 等. 全光纤相干多普勒激光雷达非线性最小二乘风速反演方法及实验研究 [J]. *中国激光*, 2015, 42(9): 0914003.
- [21] Huang Min, Wang Yulan, Wang Na, et al. Algorithm and simulation of downward velocity azimuth display of airborne wind lidars[J]. *Laser Technology*, 2012, 36(1): 22–25. (in Chinese)
黄敏, 王玉兰, 王娜, 等. 机载测风激光雷达下视 VAD 反演及算法仿真[J]. *激光技术*, 2012, 36(1): 22–25.
- [22] Huang Min. Research on nonlinear VAD method of continuous coherent wind LIDAR [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2012. (in Chinese)
黄敏. 连续相干激光测风雷达非线性 VAD 方法研究 [D]. 成都: 成都理工大学, 2012.
- [23] Li Hang. Statistical Learning Method [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2012. (in Chinese)
李航. 统计学习方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2012.
- [24] Wu S, Yin J, Liu B, et al. Characterization of turbulent wake of wind turbine by coherent Doppler lidar[C]//SPIE Asia Pacific Remote Sensing, 2014, 9262: 92620H.
- [25] Wu S, Liu B, Liu J, Zhai X, et al. Wind turbine wake visualization and characteristics analysis by Doppler lidar[J]. *Optics Express*, 2016, 24(10): A762–A780.